

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104659

基于 SST-SCKF 的运动目标超宽带定位算法研究*

陈伟华 钱洪云 闫孝姮 万 晨

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125000)

摘要:使用超宽带(UWB)进行定位过程中,卡尔曼滤波是一种常见的降噪方法,但由于对非线性系统滤波性能差,且定位目标运动轨迹易超出基站布局区域以及受到异常噪声干扰,会影响定位系统的准确性和稳定性。针对这一问题,提出一种对称强跟踪(SST)平方根容积卡尔曼(SCKF)算法,通过引入对称时变渐消因子调节各协方差矩阵,实现改变误差协方差矩阵中多重衰落因子矩阵的工作方式,进而调整滤波增益,计算复杂度虽略有增加,但增强定位模型的适应性与鲁棒性。仿真验证表明,在异常噪声干扰下,改进后的算法(SST-SCKF)相较于 SCKF/多重渐消因子的 SCKF(ST-ASCKF)算法可有效提高定位准确度,且定位轨迹较于单渐消因子的 SCKF 算法(STSCKF)更为平滑;利用 SST-SCKF 算法设计基于 UWB 技术的定位方案,通过动态模拟实验表明,本文提出的 SST-SCKF 算法较之 SCKF/STSCKF/ST-ASCKF 滤波性能更优,为复杂环境噪声下人员 UWB 定位提供更好的降噪,使定位更为精准。

关键词:超宽带;平方根容积卡尔曼;对称时变渐消因子;定位

中图分类号: TP391;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on ultra-wideband location algorithm of moving target based on SST-SCKF

Chen Weihua Qian Hongyun Yan Xiaoheng Wan Chen

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125000, China)

Abstract: Kalman filtering is a common noise reduction method in the process of positioning using ultra-wideband (UWB). However, this algorithm has poor filtering performance of nonlinear system. The moving track of positioning target is easy to exceed the layout area of base station and be disturbed by abnormal noise, which will affect the accuracy and stability of positioning system. In order to solve this problem, a symmetric strong tracking (SST) square root volume Kalman (SCKF) algorithm was proposed. By introducing a symmetric time-varying fading factor to adjust each covariance matrix, the working mode of the multiple fading factor matrix in the error covariance matrix is changed, and then the filter gain is adjusted. Although the computational complexity increases slightly, the adaptability and robustness of the positioning model are enhanced. Simulation results show that under the interference of abnormal noise, the improved algorithm (SST-SCKF) can effectively improve the positioning accuracy compared with SCKF/SCKF for multiple fading factors (ST-ASCKF) algorithm, and the positioning trajectory is smoother than SCKF with single fading factor (STSCKF). The positioning scheme based on UWB technology was designed by SST-SCKF algorithm. The dynamic simulation experiments show that the SST-SCKF algorithm proposed in this paper has better filtering performance than SCKF/STSCKF/ST-ASCKF. This SST-SCKT algorithm provides better noise reduction for personnel UWB positioning under complex environmental noise and makes the positioning more accurate.

Keywords: ultra-wideband; square root volume Kalman; symmetric time-varying fade factor; positioning

0 引言

超宽带 (ultra-wideband, UWB) 定位技术由于其良好的抗干扰性和测距精度高的特点,近年来在运动目标定位、机器人导航等方面得到广泛应用^[1-2],而在利用 UWB 定位技术对运动目标定位跟踪的过程中会产生误差,其主要原因有测量的非线性误差、非高斯性噪声影响和目标运动状态的变化等,且在室外对运动目标定位过程中,易出现目标运动轨迹超出基站布局区域,目标距离基站较远的情况,此时定位误差会增大^[3-4],可通过提高滤波器的跟踪精度及提高模型的准确度和自适应性等方法来消除误差^[5]。国内外的学者对相关定位滤波优化法进行了研究,其中一些学者对测距精度开展研究:尚俊娜等^[6]提出一种基于正弦调频定位信号与加权水平精度因子的 UWB 定位算法,充分考虑了定位锚节点的空间布局及定位解算过程中的权重大小,调节测距精度使定位误差小于 0.15 m;缪希仁等^[7]提出了一种基于粒子群优化的极限学习机的定位模型来提高测距精度,引入粒子群算法优化极限学习机的隐含层权值和阈值参数,实现 UWB 高精度定位。另一部分学者对定位模型的滤波优化算法进行改进,如:Pointon 等^[8]为了提高 UWB 定位的准确度,提出一种基于模型传感器测量方差的扩展卡尔曼 (extended Kalman filter, EKF) 算法,假设了一种表示传感器测量方差的替代形式,对噪声矩阵进行补偿,通过机器人定位实验验证,定位误差达分米级;潘思等^[9]将加权最小二乘定位算法与 EKF 方法相结合,平滑解算的位置估计结果,仿真验证了可实现无人直升机的高准确度动态定位;洪剑伟^[10]将粒子群 (partick filter, PF) 算法与 CKF 算法相结合,利用 CKF 与 PF 算法结合 UWB 测距补偿,在不同的距离内完成三维定位。

卡尔曼滤波 (Kalman filtering, KF) 是一种对系统状态进行最优估计的算法,常用于目标定位^[11-12],但由于定位过程中的非线性误差因素传统 KF 算法不再适用^[13],而平方根容积卡尔曼 (SCKF) 引入正交三角分解,可在迭代过程中对协方差矩阵的进行开平方根运算,相较于 EKF、CKF 等,既可避免复杂的雅可比矩阵运算,也可保证协方差矩阵的对称性,具有较好的滤波稳定性和鲁棒性^[14-15]。但在利用 SCKF 进行滤波定位与 EKF 等算法都会因工作环境、系统模型等的不确定性和传感器等的异常干扰问题都会导致定位异常^[16],近年来,也有一些学者对 SCKF 进行改进,提升其滤波稳定性,如 2018 年 Liu 等^[17]提出一种最大相关熵平方根卡尔曼滤波器 (MCCKF),用最大相关熵准则代替传统的最小均方误差准则,增强对测量噪声的抗干扰性,消除测量过程异常干扰;2020 年黄普等^[18]采用轨道六要素描述方式对目标

实时定位,考虑到滤波过程中可能出现协方差阵的非正定性,应用到 SCKF 算法;2020 年本课题组^[19]提出一种先验式 SCKF 算法应用于 UWB 定位系统,采用一种采样点更新框架将模型预测生成的采样点残差直接转换为后验采样点,但该算法在实际工程应用时,若系统初始值或观测噪声矩阵误差较大,易出现矩阵不正定问题且计算量偏大,且当运动目标轨迹发生突变时会出现误差增大的情况;2021 年张志达等^[20]提出鲁棒自适应平方根容积卡尔曼滤波 (RASCKF) 算法,采用最大后验概率统计方法估计噪声协方差的统计值,自适应调整过程噪声和测量噪声协方差,并利用故障检测准则实时的检测估计过程,保证定位过程中状态估计的准确性与鲁棒性。此外,文献[21-23]将单渐消因子引入时变渐消矩阵,构成 STSCKF 算法,利用强跟踪理论消除非线性影响来实现提高跟踪能力,但这种方式引入的位置较随意,渐消因子易失效;文献[24]采用多重时变渐消因子,改变引入位置,对预测状态量进行调整,构成 ST-ASCKF 算法,但该算法无法保证矩阵对称性和阻止系统发散,有可能会造成定位数据的波动。

为了保障滤波器的鲁棒性及定位算法的稳定性,提高 UWB 定位结果的准确性,本文提出利用对称时变渐消因子优化 SCKF 算法,改变误差协方差矩阵中多重衰落因子矩阵的工作方式,通过对称时变渐消因子实现预测误差协方差、互相关协方差阵与观测误差协方差矩阵自适应调整,进而调节滤波增益,相较于 STSCKF/ST-ASCKF 算法,不会引起对系统对称性的破坏,可提高对实际系统和环境变化的适应性和稳定性,并对改进后的算法进行仿真验证及计算复杂度分析;基于改进算法 (SST-SCKF) 设计超宽带定位方案,通过模拟实验证明本文提出的定位方案的有效性及其稳定性,避免测量异常造成无法正常定位的问题,且在运动状态发生变化及距离基站较远时,定位效果要优于 SCKF/STSCKF/ST-ASCKF 算法。本文研究可为建筑工地、矿山等复杂室外环境人员或无人运输车的定位方案提供参考。

1 SST-SCKF 算法

1.1 SCKF 算法

运动目标在定位的过程中会存在噪声干扰,影响定位准确度,需提高 SCKF 在目标定位应用中对数据进行滤波优化的性能。在对跟踪目标位置进行定位追踪过程中,其非线性系统模型状态方程与观测方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: \mathbf{X}_k 为机动目标在 k 时刻的状态向量; \mathbf{Z}_k 为 k 时刻

系统的观测值,在此系统中为获得的距离信息; f 为 n 维的上一时刻到时刻的状态转移函数; h 为 m 维向量的测量函数; \mathbf{W}_{k-1} 、 \mathbf{V}_k 为互不相关的噪声向量。

算法流程如下。

1) 初始化

由初始协方差矩阵 $\mathbf{P}_{0|0}$ 进行平方根分解,得到初始的误差协方差平方根:

$$\mathbf{P}_{0|0} = \mathbf{S}_{0|0} \mathbf{S}_{0|0}^T \quad (2)$$

2) 预测阶段

计算时间容积点,并对各采样容积点进行状态预估,首先求得采样点误差矩阵 $\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}$:

$$\mathbf{X}_{i,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \bar{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{n} [I - I]$, I 为维数为 n 的单位矩阵。

计算目标位置的预估值 $\bar{\mathbf{x}}_{klk-1}$ 与预测误差协方差阵 \mathbf{P}_{klk-1} 的平方根形式 \mathbf{S}_{klk-1} :

$$\mathbf{X}_{i,klk+1}^* = f(\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}) \quad (4)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{klk-1} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{X}_{i,klk+1}^* \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_{klk-1}^* = [\sqrt{\omega_i} (\mathbf{X}_{i,klk+1}^* - \bar{\mathbf{x}}_{klk-1})]_{i=1}^{2n} \quad (6)$$

$$\mathbf{S}_{klk-1} = qr [\mathbf{x}_{klk-1}^* \quad \mathbf{s}_Q] \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \mathbf{S}_{klk-1} \mathbf{S}_{klk-1}^T \quad (8)$$

式中: $\omega_i = 1/2n$ 为权值, $\mathbf{X}_{i,klk+1}^*$ 为传递容积点, \mathbf{s}_Q 为状态噪声 \mathbf{W}_{k-1} 的平方根形式。

3) 更新输出阶段

更新系统传递容积点 $\mathbf{X}_{i,klk-1}$ 、观测方程传递容积点 $\mathbf{Z}_{i,klk-1}$:

$$\mathbf{X}_{i,klk-1} = \mathbf{S}_{klk-1} \boldsymbol{\xi}_i + \bar{\mathbf{x}}_{klk-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{Z}_{i,klk-1} = h(\mathbf{X}_{i,klk-1}) \quad (10)$$

根据(10)式计算观测预估值 \mathbf{Z}_{klk-1} 、误差协方差的平方根 $\mathbf{S}_{zz,klk-1}$,其中 \mathbf{s}_R 为观测噪声 \mathbf{V}_k 的平方根形式:

$$\bar{\mathbf{z}}_{klk-1} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{Z}_{i,klk-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{Z}_{klk-1} = [\sqrt{\omega_i} (\mathbf{Z}_{i,klk-1} - \bar{\mathbf{z}}_{klk-1})]_{i=1}^{2n} \quad (12)$$

$$\mathbf{S}_{zz,klk-1} = qr ([\mathbf{Z}_{klk-1} \quad \mathbf{s}_R]) \quad (13)$$

随后,依据各个采样点的状态预估和观测预估值,计算观测误差协方差阵 $\mathbf{P}_{zz,klk-1}$ 、互相关协方差阵 $\mathbf{P}_{xz,klk-1}$ 及滤波增益 \mathbf{w}_k :

$$\mathbf{x}_{klk-1} = [\sqrt{\omega_i} (\mathbf{X}_{i,klk-1} - \bar{\mathbf{x}}_{klk-1})]_{i=1}^{2n} \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{xz,klk-1} = \mathbf{x}_{klk-1} \mathbf{Z}_{klk-1}^T \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{zz,klk-1} = \mathbf{S}_{zz,klk-1} \mathbf{S}_{zz,klk-1}^T \quad (16)$$

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{P}_{xz,klk-1} \text{inv}(\mathbf{P}_{zz,klk-1}) \quad (17)$$

计算本周期的输出残差 \mathbf{e}_k 、误差协方差平方根 \mathbf{S}_{klk} 及最终输出坐标 $\bar{\mathbf{x}}_{klk}$:

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{Z}_k - \bar{\mathbf{z}}_{klk-1} \quad (18)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{klk} = \bar{\mathbf{x}}_{klk-1} + \mathbf{w}_k \mathbf{e}_k \quad (19)$$

$$\mathbf{S}_{klk} = qr([\mathbf{x}_{klk-1} - \mathbf{w}_k \mathbf{Z}_{klk-1} \quad \mathbf{w}_k \mathbf{s}_R]) \quad (20)$$

1.2 基于 SST 的改进 SCKF 算法

对称强跟踪算法(SST)具有较强的关于模型不确定性的鲁棒性,良好的关于突变状态的跟踪能力,且计算过程并不复杂。当机动目标的运动距离定位基站布局范围较远时会产生较大的定位误差,通过在平方容积卡尔曼算法中引入对称时变渐消因子实时调整增益矩阵,既可改变误差协方差矩阵中多重衰落因子矩阵的工作方式,消除矩阵衰落的影响,也可避免时变渐消矩阵引起的对称性破坏和系统发散,减小定位误差,提高模型对实际系统和环境变化的适应性,提高算法的稳定性。

引入对称时变渐消因子 $\lambda(k+1)$ 来调节各个协方差矩阵,进而调节增益矩阵 \mathbf{w}_k ,使其可以随着残差的大小而自动调节。

$$\mathbf{L}_{k+1} = \text{diag}[\lambda_1(k+1), \dots, \lambda_n(k+1)] \quad (21)$$

\mathbf{L}_{k+1} 为时变渐消矩阵,将输出残差被近似为高斯白噪声,通过提取残差序列中的信息,计算时变渐消因子 $\lambda_i(k+1)$,提高状态估计的精度:

$$\lambda(k+1) = \text{tr}[\mathbf{N}(k+1)] / \text{tr}[\mathbf{M}(k+1)] \quad (22)$$

令 $\lambda_i(k+1) = \max(\lambda(k+1), 1)$, $\text{tr}(\cdot)$ 为求解矩阵的迹,上式中矩阵 \mathbf{N} 与 \mathbf{M} 的计算公式为:

$$\mathbf{N}(k+1) = \boldsymbol{\gamma}(k+1) - \boldsymbol{\beta} \mathbf{s}_R - \mathbf{P}_{xz,klk-1}^T \text{inv}(\mathbf{P}_{klk-1}) \mathbf{s}_Q (\mathbf{P}_{xz,klk-1}^T \text{inv}(\mathbf{P}_{klk-1}) \mathbf{s}_Q)^T \quad (23)$$

$$\mathbf{M}(k+1) = \mathbf{P}_{zz,klk-1} + \mathbf{N}(k+1) - \boldsymbol{\gamma}(k+1) - (1 - \rho_2) \mathbf{s}_R \quad (24)$$

其中,输出残差序列的协方差矩阵 $\boldsymbol{\gamma}$ 由式(25)可得:

$$\boldsymbol{\gamma}(k+1) = \begin{cases} \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T, k = 1 \\ \rho_1 \boldsymbol{\gamma}(k) + \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T, k > 1 \end{cases} \quad (25)$$

式中: $\beta \geq 1$ 为弱化因子; $0 \leq \rho_1 \leq 1$, $\rho_2 \geq 1$ 是遗忘因子。

对矩阵 \mathbf{L}_{k+1} 的元素开平方,得到对称时变渐消矩阵:

$$\hat{\mathbf{L}}_{k+1} = \text{diag}[\sqrt{\lambda_1(k+1)}, \dots, \sqrt{\lambda_n(k+1)}] \quad (26)$$

将矩阵 $\hat{\mathbf{L}}_{k+1}$ 应用到 SCKF 算法,引入多重时变渐消因子,改变预测误差协方差矩阵中多重时变渐消因子矩阵的工作方式,保证矩阵的对称性,重新计算预测误差协方差阵 \mathbf{P}_{klk-1} :

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \hat{\mathbf{L}}_{k+1} \mathbf{P}_{klk-1} \hat{\mathbf{L}}_{k+1}^T \quad (27)$$

重新计算其平方根形式 \mathbf{S}_{klk-1} ;然后计算式(9)~(14),通过改变传递容积点,计算加权的中心矩阵 \mathbf{x}_{klk-1} ,进而调整观测预估值 \mathbf{Z}_{klk-1} 。令 $\hat{\mathbf{L}}_{mlk+1} = \text{diag}[\sqrt{\lambda_1(k+1)}, \dots, \sqrt{\lambda_m(k+1)}]$,并重新对互相关协方差阵与观测误差协方差阵进行计算,以调节滤波增益:

$$P_{xz,klk-1} = \hat{L}_{k+1} P_{xz,klk-1} \hat{L}_{mlk+1}^T \quad (28)$$

$$P_{P_{xz,klk-1}} = \hat{L}_{mlk+1} P_{P_{xz,klk-1}} \hat{L}_{mlk+1}^T \quad (29)$$

随后对式(17)~(20)进行计算,在计算过程中得到误差协方差平方根 S_{klk} 及本周期的位置结果输出值,为下一周期计算提供初始值。改进后的算法通过对平方根形式的时变渐消矩阵,保证了每次迭代时误差协方差矩阵的对称性,有助于提高算法的稳定性,改进后的算法流程图如图 1 所示。

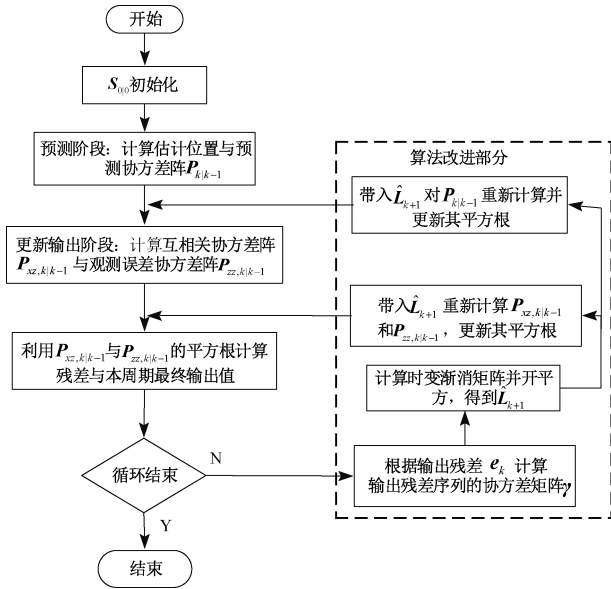


图 1 SST-SCKF 算法流程

Fig. 1 SST-SCKF algorithm flowchart

将开平方的时变渐消矩阵代入循环过程,重新计算

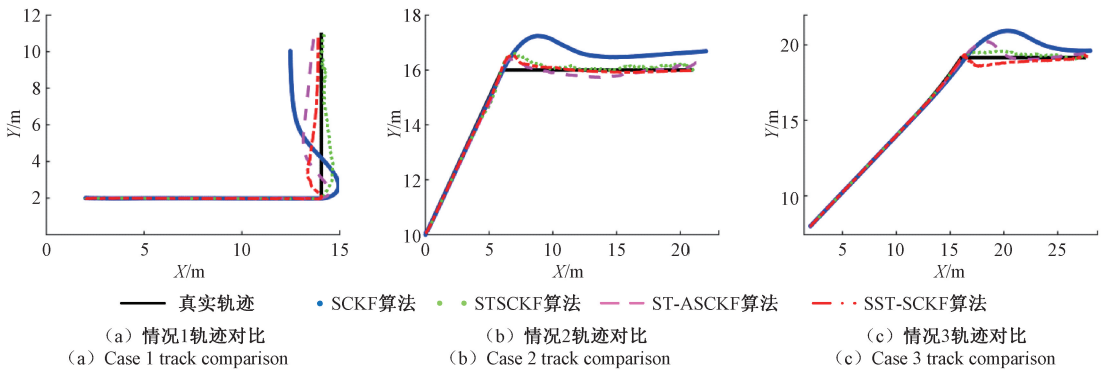


图 2 定位轨迹对比

Fig. 2 Comparison of position and track

$$rmse = \sqrt{(x_r - x)^2 + (y_r - y)^2} \quad (30)$$

从图 2、3 中可以看出,情况 1 在目标转向时,传统 SCKF 算法定位误差增大,且随着运动距离的增加,定位偏差越来越大,SST-SCKF 算法可使目标定位结果较快收

预测误差协方差阵、观测误差协方差阵、互相关协方差阵,保证各误差协方差矩阵的对称性的同时实现对滤波增益的调节。对称时变渐消因子可提高滤波算法的稳定性,以及提高模型对实际系统和环境变化的适应,并且满足正交原理。通过上述算法步骤来实现机动目标的运动定位,对目标的运动轨迹保持长时间跟踪,并保证滤波过程中算法稳定性。

1.3 定位算法仿真分析

为了验证本文算法在对目标远离基站布局区域距离基站较远的定位准确性,进行仿真对比。

情况 1: 机动目标从 (2, 10) 出发做直线运动, 初始 x 轴速度 $v_x = 0.6 \text{ m/s}$, y 轴速度 $v_y = 0 \text{ m/s}$, 20 s 后 $v_x = 0 \text{ m/s}$, $v_y = 0.6 \text{ m/s}$ 继续匀速运动 15 s。设定基站的位置为 S1(3, 0)、S2(0, 8)、S3(5, 8)。

情况 2: 机动目标从 (0, 10) 出发做直线运动, 初始速度 $v_x = v_y = 0.6 \text{ m/s}$, 10 s 后平面航向角突变为 0, 继续匀速运动 25 s。设定基站的位置为 S1(5, 0)、S2(0, 10)、S3(5, 10)。

情况 3: 机动目标从 (2, 8) 出发做直线运动, 初始速度 $v_x = 0.8 \text{ m/s}$, $v_y = 0.6 \text{ m/s}$, 12 s 后 x 轴加速度为 -0.02 m/s^2 , y 轴加速度为 0.02 m/s^2 , 继续运动 6 s, 随后平面航向角突变为 0 继续运动 17 s。基站设置如同情况 2。

皆以 S1 为主基站, 采样周期为 0.1 s, 设噪声向量 $R = 0.001$ 。利用 MATLAB 对 SCKF 算法、STSCKF 算法、ST-ASCKF 算法与改进的 SST-SCKF 算法进行仿真对比分析, 得到的定位轨迹与误差对比如图 2、3 所示。定位误差公式如式(30)所示, (x_r, y_r) 为实际坐标, (x, y) 为定位算法获得坐标:

敛, 平均定位误差小于 0.18 m, 接近真实轨迹, 而 SCKF、ST-ASCKF 算法平均定位为误差为 0.58 m、0.33 m, 定位误差相较于 ST-ASCKF、SCKF 算法可分别减小 45.4%、68.9% 左右, 而 STSCKF 算法得到的轨迹虽然接近真实轨

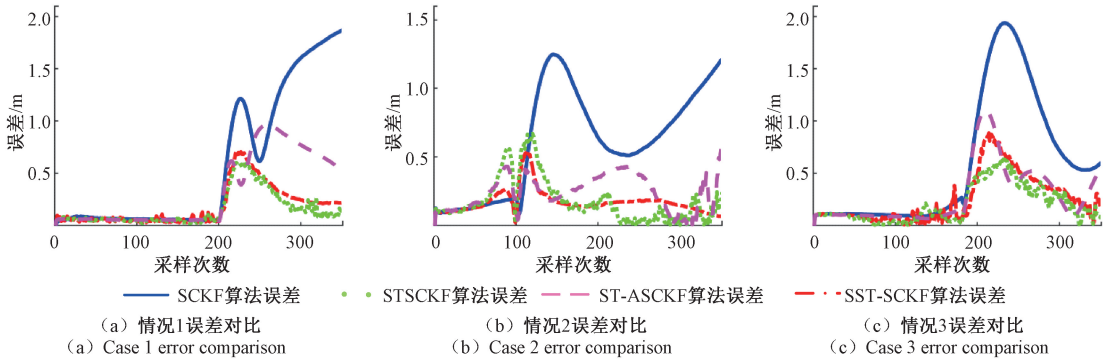


图3 定位误差对比

Fig.3 Comparison of positioning errors

迹,但轨迹存在较多波动,无法提供良好的运行轨迹;情况2目标运动10 s转向后,定位最大偏差小于1 m,平均定位误差小于0.19 m,在发生运动状态突变后 SST-SCKF 算法可快速的收敛,相较于 ST-ASCKF 算法平均定位误差0.24 m,SCKF 算法平均定位误差0.62 m,准确性可分别提高约20.8%、69.3%以上,本文算法定位误差与 STSCKF 算法接近,但本文算法的定位轨迹较于 STSCKF 算法更平滑,误差波动小;情况3目标先匀速再变速运动,在目标转向后,继续运动,SST-SCKF 算法平均定位误差约0.25 m,而 ST-ASCKF 算法、SCKF 算法平均定位误差约为0.3 m、0.6 m,SST-SCKF 算法相较于 ST-ASCKF、

SCKF 算法也分别可降低误差16.3%、18.3%,且本文算法得到的定位轨迹较于 STSCKF 算法也更平顺。综上 SST-SCKF 算法可使机动目标超出基站布局范围时快速收敛,得到的估计轨迹更接近真实值且波动较少。

在实际的测量过程中,由于环境及传感器的硬件误差,得到的测量值会收到异常噪声的干扰,为了证明本文算法的优越性,在与上述同等运行条件下,在情况1目标运动的25~32 s之间加入3倍的异常随机测量噪声干扰,在情况2目标运动的8~15 s之间及情况3的10~18 s之间加入5倍的异常随机测量噪声干扰,其定位轨迹与误差对比如图4、5所示。

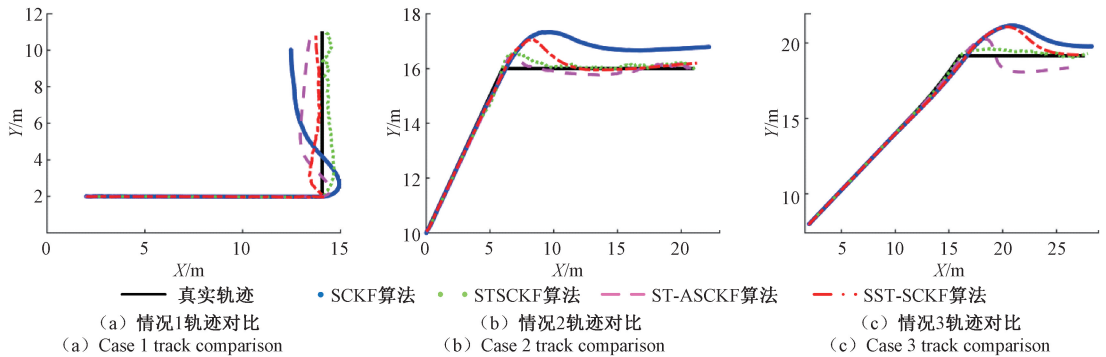


图4 异常噪声干扰定位轨迹对比

Fig.4 Comparison of abnormal noise interference positioning trajectories

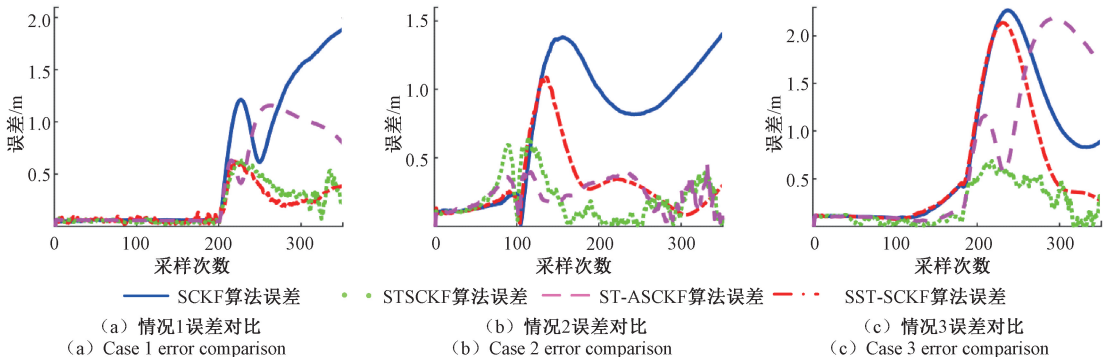


图5 异常状态下定位误差对比

Fig.5 Comparison of positioning errors under abnormal conditions

从图 4、5 中可以看出,情况 1 异常噪声干扰影响,定位误差稍有增加,定位最大误差仍小于 1 m,平均定位误差仍小于 0.2 m,较于 SCKF 算法的平均误差 0.85 m,定位准确度可提高 76.7%,较于 ST-ASCKF 算法的平均误差 0.41 m,定位准确度可提高 48.8%,且 SST-SCKF 算法的轨迹较于 SCKF 算法在轨迹后半段误差更小,轨迹更平稳;情况 2 当目标定位过程中受到异常测量噪声干扰时,8~15 s 时间段内定位误差增大,SST-SCKF 算法仍具有较好的定位效果,实现快速降低定位误差,平均定位误差小于 0.32 m,SCKF 算法平均定位误差为 0.76 m,相较于 SCKF 算法减小平均定位误差 58.6% 以上,虽然定位误差 SST-SCKF 算法大于 STSCKF、ST-ASCKF 算法的 0.2 m、0.24 m,但定位轨迹更为平滑;情况 3,SST-SCKF 仍可使定位结果接近真实轨迹,平均定位误差为 0.58 m,而 ST-ASCKF、SCKF 算法平均定位误差分别为 0.77 m、0.74 m,相较于 ST-ASCKF、SCKF 算法平均定位误差减小 24.6%、21.6% 以上,而 STCKF 算法仍无法得到平滑的运行轨迹。综上可以得出,所提出的 SST-SCKF 算法抵抗异常噪声干扰的能力较强,对较远距离的机动目标定位效果良好,SST-SCKF 算法在滤波优化方面具有更好的性能,且随着运动的距离增加,定位误差增大,本文算法也有着较好的鲁棒性和适应性,可以实现机动目标的较高定位要求。

1.4 计算复杂度分析

对于算法的计算复杂度分析,常用算法流程中矩阵运算的时间复杂度或算法的运行时间进行对比分析,由于本文改进算法与 STSCKF、ST-ASCKF 两种算法的预测阶段差别不大,本文改进算法的区别主要在对时变渐消因子进行开平方处理后,再对 SCKF 算法的 3 个协方差矩阵进行更新,所以,只需重点对预测误差协方差阵、观测误差协方差阵、互相关协方差阵的运算量及时变渐消矩阵的开平方运算进行分析,忽略矩阵转置时间。在状态变量为 n 维,量测量为 m 维的系统,采用大 O 表示法,相对于 STSCKF 算法,本文算法时间复杂度增加了 $nm^2 + 2m^3 - n^2 + n^3$,而 ST-ASCKF 算法将渐消因子直接引入预测状态量的计算,没有对协方差矩阵运算,相对于 ST-ASCKF 算法,本文算法时间复杂度增加了 $nm^2 + 2m^3 + 2n^3 - 2n^2$,采用 1.3 节仿真实验的运行步数,将 STSCKF/ST-ASCKF/SST-SCKF 3 种算法所运行时间如表 1 所示,运行时间取 30 次运算的平均值(电脑处理器: Intel(R) Core(TM) i5-9300 H, RAM: 8 G)。

从表 1 中可得,相对于 STSCKF、ST-ASCKF 两种算法,本文算法的计算量虽然略有增加,但计算时间增加不大,且通过仿真实验可知算法稳定性得到提升。

表 1 算法运行时间对比

Table 1 Comparison of algorithm running time

算法	运行时间/s
STSCKF	0.066 268
ST-ASCKF	0.066 745
SST-SCKF	0.068 123

2 UWB 定位方案设计与验证

2.1 UWB 定位方案设计

目前,在无线传感网络(WSN)中,一般采用基于测距的方式实现高精度的定位。定位标签发送测距信号到定位基站,利用电磁波信号的飞行时间乘以电磁波速,实现两点间的测距,通过 TOF 测距方法得到距离值,再获得标签到主基站的距离与到从基站的距离之间的差值(TDOA 值),基于 UWB 的 TDOA 算法,技术难度较低,工作时间短,功耗相对较低^[25],可适用于复杂环境下的定位。UWB 定位系统的使用示意如图 6 所示,S1 为定位主基站,S2、S3 为从基站,T0 为定位目标。

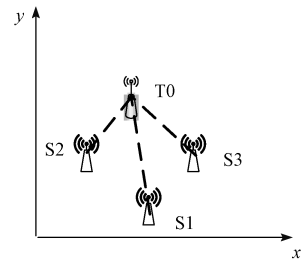


图 6 UWB 装置目标定位示意图

Fig. 6 Schematic diagram of UWB device target positioning

考虑到 UWB 模块的内部延迟及硬件的影响,为提高算法的定位精度,对测到的 TDOA 值进行补偿,设测距基站间测距模型为:

$$d'_{c1} = d_{c1} + d_e \quad (31)$$

式中: d_{c1} 为定位目标到从基站 c 与到主基站的 TDOA 值, d_e 为补偿值, d'_{c1} 为补偿后的 TDOA 值。

由此提出跟踪目标的定位方案如图 7 所示。

2.2 定位方案动态模拟实验验证与分析

为了验证所提的定位方案的有效性,采用 DWM1000 模块作为 UWB 定位基站和目标模块,在有高层遮挡的停车场进行模拟试验,设置基站为 V 型布局,设定基站的位置为 S1(2.4, 0)、S2(0, 5.4)、S3(4.8, 5.4),以 S1 为主基站;在非视距误差条件下进行,图 8 给出了基站部署及运动轨迹的平面示意图。获得的测距数据经串口直接

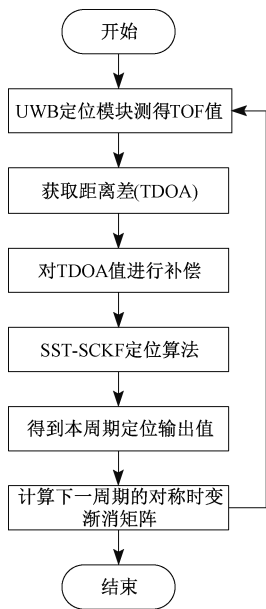


图7 定位方案流程

Fig. 7 Positioning process

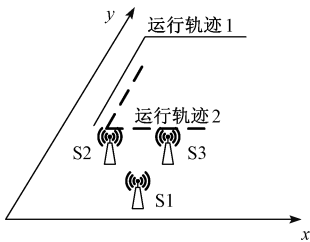


图8 基站布局及运行轨迹示意图

Fig. 8 Schematic diagram of base station layout and operation track

发送到主控电脑,利用UWB定位模块测得的距离数据对定位方案有效性进行检验,测试场景如图9所示。

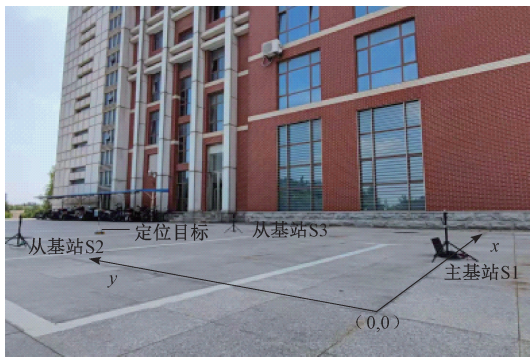
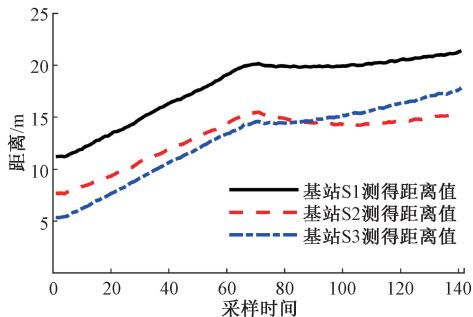


图9 测试场景图

Fig. 9 Test scenario map

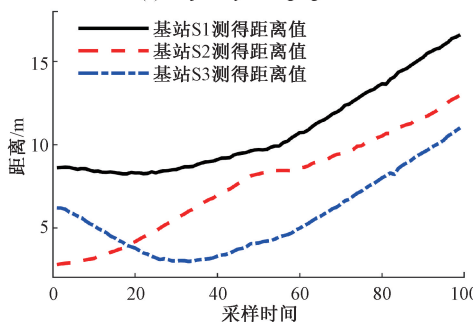
受实验场地限制,本研究设计了两个不同的运行轨

迹对比实验,其中运动轨迹1设置定位目标从(-0.6, 10.8)出发沿y轴方向直线运动,速度0.3 m/s,9 m后沿横x轴横向运动10 m,保持速度不变;运行轨迹2设置定位标签从(4.8,7.8)出发沿x轴反方向直线运动,初始速度0.3 m/s,7 m后速度不变,沿横y轴正向运动6 m。采样周期为0.3 s,得到的测距数据如图10所示,将运动轨迹与基于SST-SCKF算法、SCKF算法、ST-SCKF算法及ST-ASCKF的定位方案相比较,得到的移动轨迹对比如图11所示。



(a) 运动轨迹1测距数据

(a) Trajectory 1 ranging data



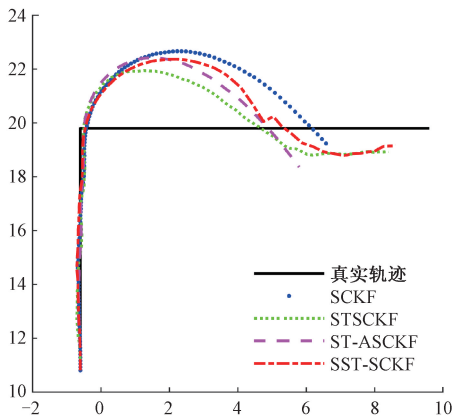
(b) 运动轨迹2测距数据

(b) Trajectory 2 ranging data

图10 动态模拟实验测距数据

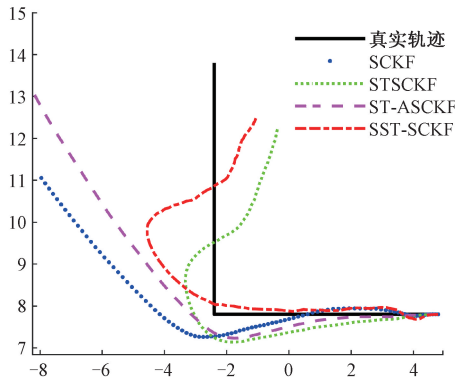
Fig. 10 Range data of dynamic simulation experiment

在实际的定位实验中,受到传感器测量误差与环境因素的影响,定位轨迹存在较大误差,且直接解算会出现定位失败的情况。经过滤波算法优化后从图11中可得:在运动轨迹1发生变化,本文提出的定位方案可以较快的反应调节,得到的定位结果较接近真实的移动轨迹。其中,从图11(a)可得,传统SCKF算法定位轨迹在目标运行方向转变后偏差大于2 m,ST-SCKF算法得到的轨迹在刚转向后偏差相对较小,但在轨迹末端向真实轨迹靠拢较快,偏差大于1 m,要大于本文算法,SST-SCKF算法定位偏差相较SCKF、ST-SCKF算法可分别有效降低约0.15 m、0.1 m以内,而ST-ASCKF算法定位轨迹收敛过快,定位偏差较大;从图11(b)可以得到,未转向前直线轨迹定位结果相差不大,转向后本文提出的算法可以在迅速反应,而ST-SCKF算法在目标转向处定位偏差较大,



(a) 运动轨迹1定位轨迹对比

(a) Comparison of motion track 1 and positioning track



(b) 运动轨迹2定位轨迹对比

(b) Comparison of motion track 2 and positioning track

图 11 动态定位轨迹对比

Fig. 11 Dynamic positioning trajectory comparison chart

本文算法相较于 STSCKF 算法可降低约 0.18 m 的平均误差,而 ST-ASCKF、SCKF 算法定位结果出现愈发增大情况。综上,在测量误差较大及运动状态突变时可能会出现解算结果偏差较大情况,而本文算法不会导致定位轨迹误差愈发增大及出现解算失败的情况,本文提出的 SST-SCKF 算法可使结果较快的接近真实移动轨迹。

3 结 论

为了解决 UWB 室外定位时目标运动轨迹超出基站布局区域定位准确度下降的问题,本文将对称时变渐消因子引入 SCKF 滤波器,实现预测协方差、互相关协方差阵与观测误差协方差阵的自适应调整,提高定位模型的自适应性和稳定性。为验证 SST-SCKF 算法的优越性,进行在噪声干扰条件下的仿真试验,并加入异常噪声影响下的状态对比,在目标运动轨迹远离基站布局区域时 SST-SCKF 算法相较于 SCKF/STSCKF/ST-ASCKF 算法,计算复杂度虽略有增加,但定位轨迹更为平顺,定位偏差

较小,可保持较好的滤波稳定性和滤波精度。利用实际测距数据对定位方案进行验证,能够降低由于状态突变、传感器异常等造成的噪声干扰,相较于 SCKF/STSCKF/ST-ASCKF 算法,其滤波性能更优,可有效降低定位误差,避免测量异常导致无法正常定位,提高对目标运动轨迹进行跟踪的准确性,可为复杂室外环境下人员或无人运输车的定位方案为提供参考。

参考文献

[1] 贺晶晶,姜平,冯晓荣. 基于 UWB 的无人运输车的导航定位算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1743-1749.

HE J J, JIANG P, FENG X R. Research on navigation and positioning algorithm of unmanned transport vehicle based on UWB [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30 (11) : 1743-1749.

[2] 潘忠祥,江剑. 基于 UWB 的三边优化算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(2): 25-29.

PAN ZH X, JIANG J. Research on trilateral optimization algorithm based on UWB [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38 (2) : 25-29.

[3] 张浩为,谢军伟,葛佳昂,等. 自适应 CS 模型的强跟踪平方根容积卡尔曼滤波算法[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(6): 1186-1194.

ZHANG H W, XIE J W, GE J ANG, et al. Strong tracking square root volume Kalman filter algorithm for adaptive CS model [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2019, 41 (6) : 1186-1194.

[4] 杨庆生,蔡文郁,官靖凯,等. 基于长距离 UWB 的无人水面艇定位技术研究[J]. 杭州电子科技大学学报(自然科学版), 2021, 41(3): 30-36.

YANG Q SH, CAI W Y, GUAN J K, et al. Research on unmanned surface craft positioning technology based on long-distance UWB [J]. Journal of Hangzhou Dianzi University (Natural Science Edition), 2021, 41 (3) : 30-36.

[5] 高健,陆阳,李庆巧,等. 采用三次通信的 TOF 与 TDOA 联合定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 66-73.

GAO J, LU Y, LI Q Q, et al. TOF and TDOA joint positioning algorithm using three communications [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 66-73.

[6] 尚俊娜,刘参. 一种顾及加权水平精度因子的室内宽带定位算法[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26(6): 792-798.

SHANG J N, LIU C. An indoor broadband positioning algorithm considering weighted horizontal accuracy factor [J].

- Chinese Journal of Inertial Technology, 2018, 26 (6): 792-798.
- [7] 缪希仁, 范建威, 江灏, 等. 基站异常情况下基于改进极限学习机的超宽带室内定位方法[J]. 传感技术学报, 2020, 33(10): 1457-1466.
- MIAO X R, FAN J W, JIANG H, et al. UWB indoor positioning method based on improved limit learning machine under abnormal base station conditions [J]. Journal of Sensing Technology, 2020, 33 (10): 1457-1466.
- [8] POINTON H A G, MCLOUGHLIN B J, MATTHEWS C, et al. Towards a model based sensor measurement variance input for extended Kalman filter state estimation [J]. Drones, 2019, 3(1): 19.
- [9] 潘思, 谷丰, 狄春雷, 等. 基于多站测距定位的无人直升机自主降落引导方法研究[J]. 航空兵器, 2020, 27(6): 36-42.
- PAN S, GU F, DI CH L, et al. Research on autonomous landing guidance method of unmanned helicopter based on multi station ranging and positioning [J]. Aviation Weapons, 2020, 27 (6): 36-42.
- [10] 洪剑伟. 基于 UWB 的目标实时三维定位系统研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2021: 29-53.
- HONG J W. Research on real-time 3D positioning system of targets based on UWB [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2021: 29-53.
- [11] WANG R, LIANG M Z, LIU X F, et al. Comparative study on perimeter intrusion detection system of high-speed railway[J]. Instrumentation, 2020, 7(1): 42-50.
- [12] 杨秀梓, 王敬东, 刘亚飞, 等. UWB/惯性技术组合优化的室内定位技术研究 [J]. 电子测量技术, 2019, 42(15): 132-138.
- YANG X Z, WANG J D, LIU Y F, et al. Research on indoor positioning technology optimized by UWB / inertial technology combination [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42 (15): 132-138.
- [13] 郭士萃, 王春雨, 常丽敏, 等. 鲁棒渐消 CKF 及其在 SINS 初始对准中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 95-101.
- GUO SH L, WANG CH Y, CHANG L M, et al. Robust fade CKF and its application in SINS initial alignment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 95-101.
- [14] 寇立伟, 何诗鸣, 项基. 基于平方根容积卡尔曼滤波的水面无人艇导航定位算法 [J]. 中国造船, 2020, 61(S1): 60-69.
- KOU L W, HE SH M, XIANG J. Navigation and positioning algorithm for surface unmanned aerial vehicle based on square root cubature Kalman filter [J]. China Shipbuilding, 2020, 61 (S1): 60-69.
- [15] 盛涛, 夏海宝, 肖冰松. 基于 AIMM-SRCKF 的机动目标跟踪算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 159-164.
- SHENG T, XIA H B, XIAO B S. Maneuvering target tracking algorithm based on aimm-srckf [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (1): 159-164.
- [16] 张志达, 郑玲, 吴行, 等. 基于鲁棒自适应 UKF 的分布式电动汽车状态估计 [J]. 中国科学: 技术科学, 2020, 50 (11): 1461-1473.
- ZHANG ZH D, ZHENG L, WU H, et al. State estimation of distributed electric vehicle based on robust adaptive UKF [J]. Science China (Technological Sciences), 2020, 50 (11): 1461-1473.
- [17] LIU X, QU H, ZHAO J, et al. Maximum correntropy square-root cubature Kalman filter with application to SINS/GPS integrated systems [J]. ISA Transactions, 2018, 80(9): 195-202.
- [18] 黄普, 郭璞, 张国雪, 等. 基于轨道六要素的 SCKF 滤波方法研究 [J]. 弹箭与制导学报, 2020, 40(3): 23-26.
- HUANG P, GUO P, ZHANG G X, et al. Research on SCKF filtering method based on six elements of orbit [J]. Journal of Rocket and Guidance, 2020, 40(3): 23-26.
- [19] 王铨, 周永利, 钱洪云, 等. 基于改进 SCKF 的电缆卷放车追踪电铲的精确定位算法研究 [J]. 煤炭工程, 2020, 52(S2): 116-120.
- WANG Q, ZHOU Y L, QIAN H Y, et al. Research on accurate positioning algorithm of cable reel and release tracking shovel based on improved sckf [J]. Coal Engineering, 2020, 52 (S2): 116-120.
- [20] 张志达, 郑玲, 李以农, 等. 基于鲁棒自适应 SCKF 的智能汽车目标状态跟踪研究 [J]. 机械工程学报, 2021, 57(20): 181-193.
- ZHANG ZH D, ZHENG L, LI Y N, et al. Research on intelligent vehicle target state tracking based on robust adaptive sckf [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(20): 181-193.
- [21] YIN Z, LI G, SUN X, et al. A speed estimation method for induction motors based on strong tracking Extended Kalman filter [C]. Power Electronics & Motion Control Conference. IEEE, 2016.
- [22] 徐树生, 林孝工, 李新飞. 强跟踪自适应平方根容积卡尔曼滤波算法 [J]. 电子学报, 2014, 42 (12): 2394-2400.
- XU SH SH, LIN X G, LI X F. Strong tracking adaptive square root volumetric Kalman filtering algorithm [J].

Journal of Electronics, 2014, 42(12): 2394-2400.

- [23] WANG Y, YULONG T, CHI C, et al. Improved strong tracking filter algorithm for dynamic positioning vessels[C]. 2015 34th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2015.
- [24] 徐晓敏. 基于非线性滤波的 SINS/GPS 组合对准技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018: 65-80.
XU X M. Research on SINS/GPS combined alignment technology based on nonlinear filtering [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018: 65-80.
- [25] 陈浩, 李起伟, 王子龙. 基于改进 TDOA 在煤矿井下超宽带定位算法的研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(6): 96-102.
CHEN H, LI Q W, WANG Z L. Research on UWB positioning algorithm in coal mine based on improved TDOA [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(6): 96-102.

作者简介



陈伟华, 2002 年、2006 年和 2016 年于辽宁工程技术大学分别获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为信号处理与模式识别。

E-mail: fxgd@163.com

Chen Weihua received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Liaoning Technology University in 2002, 2006 and 2016, respectively. He is currently an associate professor at Liaoning Technology University. His main research interests include signal processing and pattern recognition.



钱洪云, 2019 年于滨州学院获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为超宽带定位。

E-mail: 1713979983@qq.com

Qian Hongyun, received a B. Sc. degree from Binzhou University in 2019. He is currently a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. His main research interest includes the ultra-broadband positioning.



闫孝姮(通信作者), 2005 年、2008 年和 2016 年于辽宁工程技术大学分别获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为电磁探测与成像。

E-mail: xiaohengyan@163.com

Yan Xiaoheng (Corresponding author) received her B. Sc. Degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Liaoning Technical University in 2005, 2008 and 2016, respectively. She is currently an associate professor at Liaoning Technical University. Her main research interests include electromagnetic detection and imaging.



万晨, 2019 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为信号数据处理。

E-mail: 1156776285@qq.com

Wan Chen received a B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2019. She is currently a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. Her main research interest includes the signal data processing.